

히스토그램의 최적폭에 기반한 3차원 필름 영상의 분류

이재은¹, 김영봉¹, 김종남^{1*}
¹부경대학교 IT융합응용공학과

3D Film Image Classification Based on Optimized Range of Histogram

Jae-Eun Lee¹, Young-Bong Kim¹, Jong-Nam Kim^{1*}

¹Dept. of IT Convergence & Applications Engineering, Pukyong National University

요 약 영상의 군집 속에서 특정 영상을 분류하기 위해서는 주로 목표 영상과 배경의 명암 차이를 구하는데 만약 특정 영상의 윤곽선이 흐리고 선명도가 낮다면 이를 분류하기가 쉽지 않다. 하지만 이러한 영상을 분류하기 위한 연구들이 많지 않으며, 지금까지 발표된 방법들을 적용하더라도 제대로 구분하지 못한다는 어려움이 있다. 본 논문에서는 각 3차원 필름 영상들의 히스토그램을 구한 후, 히스토그램의 최고 빈도를 기준으로 특정 빈도에서의 폭을 구하여 윤곽선이 흐린 불량패턴의 영상을 분류하는 방법을 제안한다. 실험을 통하여 정품 패턴과 불량 패턴 영상의 히스토그램 분포의 차이가 뚜렷하다는 것을 확인할 수 있었으며, 이러한 히스토그램의 특성을 반영한 제안 알고리즘을 통하여 모든 영상들을 정확하게 분류할 수 있다는 것을 보였다. 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 이진화, 히스토그램, 가장자리 검출을 이용한 각각의 유사도 검정들과 퓨샷 러닝의 분석 결과를 비교분석 하였으며, 실험을 통하여 제안한 알고리즘은 앞선 네 가지 방법들보다 복잡한 계산 없이 높은 성능을 낼 수 있다는 것을 검증하였다.

• 주제어 : 3D 필름 영상, 분류, 히스토그램, 영상 처리, 히스토그램 폭

Abstract In order to classify a target image in a cluster of images, the difference in brightness between the object and the background is mainly concerned, which is not easy to classify if the shape of the object is blurred and the sharpness is low. However, there are a few studies attempted to solve these problems, and there is still the problem of not properly distinguishing between wrong pattern and right pattern images when applied to actual data analysis. In this paper, we propose an algorithm that classifies 3D films into sharp and blurry using the width of the pixel values histogram. This algorithm determines the width of the right and wrong images based on the width of the pixel distributions. The larger the width histogram, the sharper the image, while the shorter the width histogram the blurrier the image. Experiments show that the proposed algorithm reflects that the characteristics of these histograms allows classification of all wrong images and right images. To determine the reliability and validity of the proposed algorithm, we compare the results with the other obtained from preprocessed 3D films. We then trained the 3D films using few-shot learning algorithm for accurate classification. The experiments verify that the proposed algorithm can perform higher without complicated computations.

• Key Words : 3D film image, classification, histogram, image processing, width of histogram

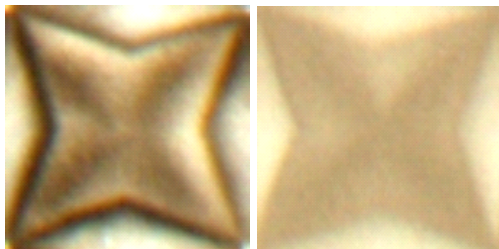
Received 16 June 2021, Revised 29 June 2021, Accepted 30 June 2021

* Corresponding Author Jong-Nam Kim, Dept. of IT Convergence & Applications Engineering, Pukyong National University, 45, Yongso-ro, Nam-gu, Busan, Korea. jongnam@pknu.ac.kr

I. 서론

최근 4차 산업혁명으로 기술이 발달하면서 영상처리(Image processing)에 대한 중요성이 높아지고 있다. 그 중 영상 분류(Image classification)는 제품 생산, 보안 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 영상은 크게 윤곽선이 선명한 정품 영상과 윤곽선이 흐릿한 불량 영상으로 나눌 수가 있는데, 그림 1과 같이 3차원 필름의 정품 영상은 테두리가 뚜렷하고 영상과 배경의 화소(pixel) 차이가 크지만 불량 영상은 윤곽선이 흐리고 선명도가 낮으며 배경과 영상의 화소 차이가 크지 않다. 이러한 영상 내에 특정 영상을 분류할 때에는 주로 영상과 배경의 명암 차이를 이용한 방법들을 사용하는데 불량 영상을 분류해야 할 때에는 위에서 서술한 특징들 때문에 이 방법으로 분류하기는 쉽지 않다. 또한, 영상 내에 잡음(noise)이 있다면 특정 영상을 검출하기가 더욱 까다롭다. 그래서 주로 정품 영상과 불량 영상을 먼저 분류한 뒤에 불량 영상을 개선하기 위한 방법들을 적용하거나 혹은 삭제한 뒤 나머지 분석들을 하게 된다. 하지만 이와 관련된 직접적인 연구들은 많지 않으며, 발표된 연구들을 실제 자료 분석에 적용하였을 때에는 영상들을 제대로 구분하지 못한다는 어려움이 있다[1-7].

본 연구에서 제안하는 방법은 각 3차원 필름 영상들에 대한 히스토그램의 특정 빈도 폭을 이용하는 방법으로써 정품 영상과 불량 영상을 분류하는 규칙 기반 학습의 알고리즘이다. 이는 각 영상들의 정보를 이용하여 특징들을 파악하고 비교한 후에 분류를 함으로써 높은 정확도를 기대할 수 있으며, 히스토그램 폭을 이용하기 때문에 복잡한 계산 없이 결과를 도출하게 된다.



(a) Right pattern image (b) Wrong pattern image
Fig. 1. Two types of 3D film images

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 영상 내에 특정 영상을 분류하는 방법들과 최근에 발표된 정품 영상과 불량 영상을 분류하는 방법들을 소개한다. III장에서는 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 대하여 기술하고, IV장에서는 제안한 알고리즘의 실험 결과를 확인하고 분석한다. 마지막으로 V장에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

윤곽선이 흐릿한 불량 영상은 불량품 생산, 진단 오류 등 잘못된 결과를 도출할 수 있기 때문에 분석 전에 불량 영상들을 먼저 분류해야 한다. 불량 영상을 분류하기 위해서는 윤곽선 검출 방법인 가장자리 검출(edge detection)과 이진화(binary)를 적용할 수 있다. 가장자리 검출은 화소의 밝기 변화율(rate of change)이 높은 부분을 찾는 방법이며, 미분과 기울기(gradient) 연산을 이용하여 객체의 테두리를 검출한다. 즉, 밝기가 큰 폭으로 변하는 지점이 가장자리가 된다. 가장자리를 검출하는 방식으로는 크게 소벨 미분(Sobel derivative), 라플라시안(Laplacian), 캐니 엣지(Canny Edge) 등이 있다[8]. 하지만 소벨은 영상의 밝기에 영향을 많이 받고, 라플라시안은 가는 선이나 고립점을 잘 검출하지만 잡음에도 민감하여 실제보다 더 많은 가장자리를 검출하며, 캐니 엣지는 임계값에 영향을 많이 받는다.

이진화는 임계값을 기준으로 값이 높거나 낮은 화소를 검정 또는 흰색으로 변경하는 방법이며, 회색조(gray scale)로 변환한 영상에 임계값을 적용하여 흑백 영상을 얻게 된다. 이진화 방법에는 전역 고정 이진화(global fixed thresholding), 오츠의 이진화 알고리즘(Otsu thresholding), 그리고 적응형 이진화 알고리즘(adaptive thresholding) 등이 있다[9]. 사용자가 직접 임계값을 결정해야 하는 전역 고정 이진화의 단점을 개선하기 위하여 오츠의 이진화 알고리즘이 제안되었다.

하지만 검출하고자 하는 영상의 크기가 작거나 배경과의 밝기 분포의 차이가 많이 날 때에는 최적의 임계값을 찾지 못한다는 어려움이 있다. 또한, 적응형 이진화 알고리즘은 조명의 변화나 반사가 심한 경우에 효과적이지만 블록마다 임계값을 구해야 하기 때문에 연산량이 많으며, 블록 크기(blocksize)와 파라미터에 따라 결과가 달라질 수 있기 때문에 사용자가 영상별로

적절한 값들을 결정해야 한다는 번거로움이 있다. 이러한 단점들로 인하여 가장자리 검출과 이진화 방법 모두 불량 영상을 분류하기가 쉽지 않다.

최근에는 불량 영상을 분류하기 위하여 서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine)과 합성곱 신경망 모형(CNN: convolutional neural network) 알고리즘을 적용한 연구들이 발표되고 있다. 서포트 벡터 머신을 적용한 방법으로써 Hsu와 Chen은[1] Blur extent estimation으로 불량 영상을 분류한 후, 국소 흐림(local blur)과 전역 흐림(global blur)을 구분하는 방법을 제안하였고, Wang 등은[2] 앙상블 서포트 벡터 머신을 이용하여 자동적으로 정품 영상과 여러 가지 요소들로 윤곽선이 흐릿해진 불량 영상들을 분류하는 SVR 방법을 제안하였다. 그리고 Li와 Liu[3]는 각 영상들을 설명하고 분류하기 위하여 학습된 합성곱 신경망 모형과 서포트 벡터 머신을 적용하였다. 하지만 서포트 벡터 머신에서 자료를 나누기 위한 경계를 찾기가 쉽지 않으며, 양이 많은 자료에서는 속도가 느리고 성능이 좋지 않다는 단점이 있다. 또한 오류에 대한 페널티(penalty)를 정하기 위한 하이퍼파라미터의 최적값을 찾아야 한다.

합성곱 신경망 모형을 적용한 방법에서 Fan 등은[4] 영상을 패치들로 자른 후, BCnet을 이용하여 임곗값에 따른 영상을 분류하는 방법을 발표하였고, Kwon 등은[5] 심층 신경망(DNN; deep neural network)을 이용하여 열화상 영상 자료 중 정품 영상과 불량 영상의 분류 성능을 높이기 위한 방법들을 제안하였다. 하지만 신경망 모형을 적용하기 위해서는 최적의 하이퍼파라미터들을 찾기 위하여 많은 시간을 투자해야 하며, 모형을 훈련시키기 위해서는 충분한 자료가 필요하다. 또한, 지금까지 제안된 방법들을 실제 자료에 적용하더라도 좋은 결과를 얻지 못한다는 어려움도 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위한 다양한 연구들이 필요하지만 대부분 영상을 흐리게 하는 요인들을 탐색하고 분류하는 방법 및 불량 영상을 복구하는 방법들에 관한 연구들[6-7]이 주로 발표되고 있으며, 불량 영상과 정품 영상을 분류하는 연구는 이러한 연구들과 함께 선행 분석으로써 발표되고 있다[1-5].

III. 제안 방법

윤곽선이 흐릿한 불량 영상과 정품 영상을 분류하기

위하여 기계학습 모형을 이용한 연구들이 주로 발표되고 있다. 기계학습 모형을 사용하기 위해서는 최적의 하이퍼파라미터들을 찾아야 하는데 자료에 따라 최적 값들이 다르기 때문에 이 값들을 찾기 위한 많은 시간과 계산량이 발생하게 된다. 또한, 모형을 훈련시키기 위해서는 충분한 자료도 필요하다. 하지만 충분한 시간과 자료가 없을 때에는 기계학습 모형을 이용하여 좋은 결과를 얻기는 어렵다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 각 영상들의 히스토그램 폭을 이용하여 효율적으로 계산 시간을 줄이고 정확도를 높이면서 정품 영상과 불량 영상을 분류할 수 있는 방법을 제안한다. 히스토그램은 자료의 분포를 시각적으로 표현한 방법인데 이와 마찬가지로 영상 히스토그램은 x축을 화소의 값으로 사용하고 y축을 해당 화소의 개수로 표현한다. 영상은 시각적으로 밝기의 분포를 알 수 있지만 수치적으로 밝기의 분포를 확인할 수는 없다. 하지만 히스토그램을 통하여 영상의 밝은 화소와 어두운 화소가 어떤 형태로 분포하는지 알 수 있으며, 객체와 객체 주변의 화소 분포, 영상의 명암(contrast) 등 다양한 정보를 얻을 수 있어서 영상처리에서 히스토그램을 많이 활용하고 있다.

위에서 전술한 바와 같이, 본 논문에서는 히스토그램으로 영상의 밝기, 명암 등 다양한 특징들을 파악할 수 있다는 점을 이용하여 히스토그램 폭을 이용한 영상 분류 알고리즘을 제안한다. 먼저 영상에 회색조를 적용하여 흑백 영상으로 변환을 한 뒤 히스토그램을 구한다. 그리고 히스토그램의 최고 빈도를 기준으로 특정 빈도에서의 폭을 구한다. 폭을 구하는 식은 아래와 같다.

$$WHH_{\alpha} = \max(H_{\alpha}) - \min(H_{\alpha}), \quad (1)$$

여기서 $\max(H_{\alpha})$ 는 히스토그램 특정 빈도 α 에 해당하는 화소 중 최댓값이고, $\min(H_{\alpha})$ 는 히스토그램 특정 빈도 α 에 해당하는 화소 중 최솟값이다. WHH_{α} 는 $\max(H_{\alpha})$ 와 $\min(H_{\alpha})$ 의 차이인 화소 폭을 나타낸다. WHH_{α} 를 구한 후에, 해당 폭과 사전에 정의한 임곗값을 비교하여 정품 영상과 불량 영상으로 분류한다. 이에 대하여 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$l = \begin{cases} 1 & \text{if } WHH_{\alpha} > \text{threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

여기서 l 은 영상의 라벨이며, $l = 1$ 일 때는 정품 영상이고, $l = 0$ 일 때는 불량 영상이다. 그림 2는 위에서 설명한 제안 알고리즘의 절차를 나타내고 있다.

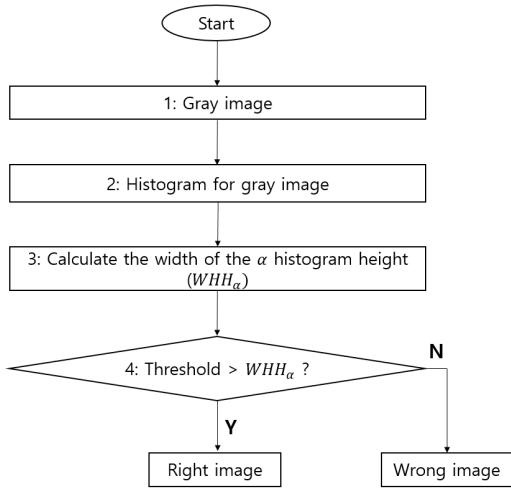
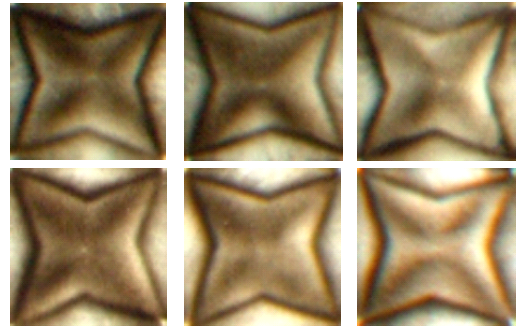


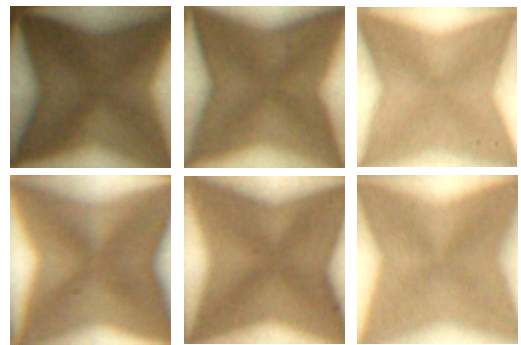
Fig. 2. Overall flow of the proposed algorithm

IV. 실험 결과 및 고찰

본 연구에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 히스토그램을 이용한 3차원 필름의 정품 영상과 불량 영상 분류 실험을 수행하였다. 정품인 총 3개의 필름 영상과 불량인 1개의 필름 영상을 사용하였으며, 하나의 필름 내에 192개의 영상들로 구성되어 있다. 그림 3과 같이 169x169 크기로 해당 특정 영상들을 모두 개별로 잘랐으며, 정품 영상은 576개, 불량 영상 192개이다. 정품과 불량 영상에 대한 분류 분석은 Python 환경에서 수행되었다.



(a) Right pattern 3D film images



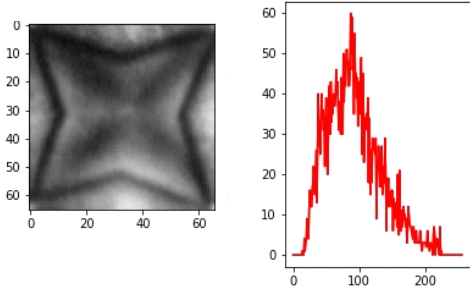
(b) Wrong pattern 3D film images

Fig. 3. Right and wrong examples for 3D film image dataset

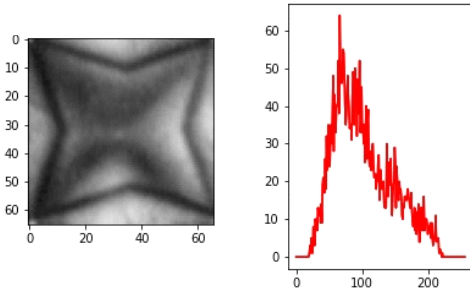
먼저 그림 4와 같이 모든 필름 영상들에 대하여 회색조를 적용한 뒤 히스토그램을 구하였다. 정품 필름 영상들은 윤곽선의 명암 차이가 뚜렷하고 밝은 화소와 어두운 화소들이 골고루 분포되어 있어서 해당 히스토그램의 화소 폭이 넓지만 불량 필름 영상은 윤곽선의 명암 차이가 작고 대부분 비슷한 색상의 어두운 화소로 구성되어 있어서 히스토그램의 화소 폭이 좁고 특정 화소 값의 빈도가 많은 것을 알 수 있다. 이에 따라 각 필름 별 영상들의 히스토그램에 대하여 최고 빈도를 기준으로 특정 빈도 α 를 2/5로 정하였으며, 이 값을 기준으로 각 필름 별 모든 영상들의 폭을 구하였다. 표 1은 각 필름 별 영상들의 폭 중에서 최솟값과 최댓값을 나타낸다. 세 가지의 정품 필름 영상에 대한 히스토그램 폭들의 최솟값은 각각 83, 73, 65이고, 불량 필름 영상의 최댓값은 43이다. 따라서 임계값 50을 기준으로 모든 영상들이 정품 영상과 불량 영상으로 분류되었다.

Table 1. Minimum and maximum width of 2/5 histogram height for each 3D film images

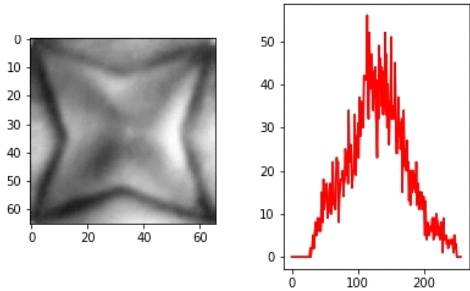
	Minimum	Maximum
Right pattern 3D film_1	83	205
Right pattern 3D film_2	73	199
Right pattern 3D film_3	65	198
Right pattern 3D film_4	11	45



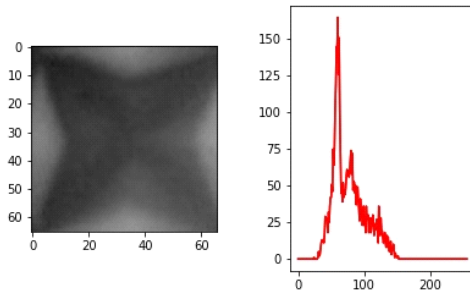
(a) Right pattern 3D film_1



(b) Right pattern 3D film_2



(c) Right pattern 3D film_3



(d) Wrong pattern 3D film

Fig. 4. Right and wrong pattern film images with histograms

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 이진화, 히스토그램, 가장자리 검출 후 화소 차이를 이용한 각각의 유사도 검정 방법들과 딥러닝 기법 중 퓨샷 러닝 (few-shot learning)[10] 알고리즘을 이용하여 분석 결과를 비교하였다. 이진화 후 화소 차이를 이용한 유사도 검정은 정품 영상과 평가 영상의 같은 위치에 존재하는 화소 값에 대하여 뺄셈 연산을 수행한 후에 그 절댓값을 합하여 임곗값과 비교하는 방법이며, 본 연구에서는 적응형 이진화 알고리즘을 사용하였다. 모형식은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$BDiff = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H |B_R(x,y) - B_i(x,y)| \right), \quad (3)$$

여기서 $B_R(x,y)$ 는 정품 영상을 이진화한 x, y 축 위치의 화소 값, $B_i(x,y)$ 는 평가 영상을 이진화한 x, y 축 위치의 화소 값이며, W 와 H 는 각각 영상의 폭과 높이이고, N 은 평가 영상 개수이다. 이와 유사한 방법으로 히스토그램 차이를 이용한 유사도 검정은 두 영상의 히스토그램에 대하여 뺄셈 연산을 수행하고 절댓값을 취한 뒤 모든 값을 합하여 임곗값과 비교하는 방법이며, 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$HDiff = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{x=1}^{255} |H_R(x) - H_i(x)| \right), \quad (4)$$

여기서 $H_R(x)$ 는 정품 영상의 히스토그램에 대한 x 축의 빈도 값, $H_i(x)$ 는 평가 영상의 히스토그램에 대한 x 축의 빈도 값, N 은 평가 영상 개수이다. 마찬가지로

지로 가장자리 검출 차이를 이용한 유사도 검정은 두 영상에 가장자리 검출을 한 후에 뺄셈 연산을 수행하고 절댓값을 취한 뒤 모든 값들을 합하여 임계값과 비교하는 방법이다. 본 연구에서는 캐니 엣지 알고리즘을 사용하였다. 식은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$EdDiff = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H |Ed_R(x,y) - Ed_i(x,y)| \right), \quad (5)$$

여기서 $Ed_R(x,y)$ 는 가장자리 검출을 한 정품 영상의 x, y 축 위치의 화소 값, $Ed_i(x,y)$ 는 가장자리 검출을 한 평가 영상의 x, y 축 위치의 화소 값이며, W 와 H 는 각각 영상의 폭과 높이이고, N 은 평가 영상 개수이다. 세 가지 유사도 검정에서 정품 영상과 불량 영상을 분류하기 위한 임계값은 실험을 통하여 각각 상수 35000, 30000, 40000으로 설정하였다. 본 실험에서 사용하는 영상의 개수는 총 768개이며 영상의 수가 많지 않은 점을 감안하여 퓨샷 러닝을 이용하여 분석하였다. 퓨샷 러닝은 기존의 합성곱 신경망 모형과 달리 적은 자료로 학습하더라도 좋은 성능을 낼 수 있도록 하는 학습 방법이며, 본 실험에서는 Keras에서 제공한 퓨샷 러닝 모형[11]을 이용하여 분석하였다. 이때 입력 자료의 너비와 높이는 (28,28), 필터 크기 (3,3), 필터 수 64, 활성화 함수 Relu, 배치 크기 25, 학습률 0.003, 계층 수 3, 목적함수 최적화 방법은 확률적 경사 하강법(SGD: stochastic gradient descent), 학습 총 횟수 2000으로 정의하였다. 그리고 2개의 범주, 범주당 5장의 영상을 사용하여 훈련하는 2-way 5-shot을 적용하였다.

표2는 각 분석 방법들에 대한 결과를 나타낸 것인데, 표에서 보는 바와 같이 제안한 알고리즘의 정확도가 가장 높았다. 다음으로 가장자리 검출을 이용한 유사도 검정이 98.95%로 높았다. 하지만 함수에 사용되는 파라미터인 최소 임계값과 최대 임계값에 따라서 결과가 크게 달라질 수 있음을 유의해야 한다. 히스토그램을 이용한 유사도 검정의 정확도는 90.36%이었고, 퓨샷 러닝은 88%의 정확도를 보였다. 그림 5는 학습 횟수에 따른 퓨샷 러닝에 대한 훈련과 평가 자료의 분류 정확도인데, 그림에서 보는 바와 같이 학습 횟수가 커질수록 훈련과 평가 자료의 변동이 조금씩 작아지지만, 정확도는 최대 90%를 넘지 못했다. 그리고 이진화를 이용한 유사도 검정의 정확도는 64.97%로써 분류 분석

에 사용하기에는 어렵다고 할 수 있다. 따라서 분석 결과를 통하여 제안한 알고리즘이 비교 분석에 사용한 방법들보다 복잡한 계산 없이 높은 성능을 낼 수 있다는 것을 알 수 있다.

Table 2. Classification accuracy of 3D film images

Method	Accuracy
Difference with binary	64.97%
Difference with histogram	90.36%
Difference with edge detection(canny edge)	98.95%
Few-shot learning	88.00%
Proposed algorithm	100.00%

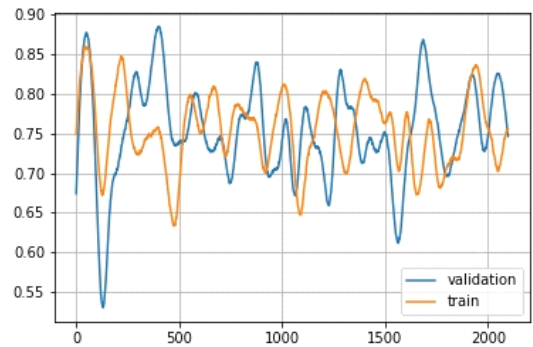


Fig. 5. Training and validation accuracy of few-shot learning

V. 결론

본 논문에서는 히스토그램의 최고 빈도를 기준으로 특정 빈도에서의 폭을 구하여 윤곽선이 선명한 정품 영상과 윤곽선이 흐릿한 불량 영상을 분류하는 알고리즘을 제안하였다. 이는 히스토그램을 통하여 명암, 화소 분포 등 다양한 영상 정보들을 알 수 있다는 점에 착안하여 제안되었다. 실험에서는 3D 필름 영상들에 대하여 히스토그램의 2/5 높이에 해당하는 화소의 폭을 이용하여 분석하였으며, 모든 영상들을 정품 영상과 불량 영상으로 분류할 수 있다는 것을 보였다. 본 논문의 제안 방법은 이진화, 히스토그램, 가장자리 검출을 이용한 각각의 유사도 검정들 및 퓨샷 러닝과 비교하였을 때 복잡한 계산 없이 적은 시간으로 높은 성

능을 낼 수 있었다. 향후에는 제안한 알고리즘에 여러 가지 영상 자료들을 적용해볼 것이며, 본 연구에서 제안한 알고리즘을 바탕으로 딥러닝 모형을 구현할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 논문은 중기청 창업성장 기술개발사업, 과학기술 정보통신부 지역SW서비스 사업화 지원 과제 및 산업 통상자원부와 한국산업기술진흥원의 지역혁신 클러스터 육성사업(R&D P0004797)의 지원으로 수행되었습니다.

REFERENCES

- [1] P. Hsu, and B. Y. Chen. "Blurred image detection and classification." International Conference on Multimedia Modeling. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 277-286, 2008.
- [2] R. Wang, W. Li, R. Li, and L. Zhang, "Automatic blur type classification via ensemble SVM," Signal processing: image communication, Vol. 71, pp. 24-35, 2019.
- [3] Y. Li, and L. Liu, "Image quality classification algorithm based on InceptionV3 and SVM, ". In MATEC Web of Conferences, Vol. 277, EDP Sciences, 2019.
- [4] M. Fan, R. Huang, W. Feng, and J. Sun, " Image blurred classification and blurred usefulness assessment," In 2017 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), pp. 531-536, 2017.
- [5] S. W. Kwon, M. H. Kim, J. H. Kim, and S. W. Hong, "Changes in the Performance for Predicting Inappropriate Thermal Images according to the Composition of Datasets," Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers-A, Vol. 44, No. 12, pp. 933-940, 2020.
- [6] R. Wang, W. Li, R. Qin, and J. Wu, "Blur image classification based on deep learning." In 2017 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST), pp. 1-6, 2017.
- [7] Y. Li, X. Ye, and Y. Li, "Image quality assessment using deep convolutional networks," AIP Advances, Vol. 7, No. 12, 125324, 2017.
- [8] J. S. Owotogbe, T. S. Ibiyemi, and B. A. Adu, "Edge Detection Techniques on Digital Images-A Review," Int J Innov Sci Res Technol, Vol. 4, pp.329-332, 2019.
- [9] W. A. Mustafa, and M. M. M. A.Kader, " Binarization of document images: A comprehensive review," In Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, Vol. 1019, No. 1, p. 012023, 2018.
- [10] Y. Wang, Q. Yao, J. T. Kwok, and L. M. Ni, "Generalizing from a few examples: A survey on few-shot learning," ACM Computing Surveys (CSUR), Vol. 53, No. 3, pp. 1-34, 2020.
- [11] Keras, <https://keras.io/examples/vision/reptile/>

저자소개

이 재 은 (Jae Eun Lee)



2013년 2월 : 부산대학교 통계학과
졸업(이학사)

2015년 2월 : 부산대학교 통계학과
졸업(이학석사)

2020년 2월 : 부경대학교 통계학과
졸업(이학박사)

2020년 7월 ~ 현재 : 부경대학교
인공지능연구소 연구원

관심분야 : 머신러닝, 영상처리, 하이퍼파라미터 최적화

김 영 봉 (Young-Bong Kim)



1987년 2월 : 서울대학교 계산
통계학과 졸업(이학사)

1989년 2월 : 한국과학기술원
전산학과 졸업(공학석사)

1994년 8월 : 한국과학기술원
전산학과 졸업(공학박사)

1994-1995년 : 삼성전자정보기술
연구소 선임연구원

관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 3D 프린터, VR/AR

김 종 남 (Jong-Nam Kim)



1997년 2월 : 광주과학기술원
정보통신공학과 졸업(공학석사)

2001년 8월 : 광주과학기술원
기전공학과 졸업(공학박사)

2001년 8월 ~ 2004년 2월 : KBS
연구원

2004년 3월 ~ 현재 : 부경대학
IT융합응용공학과 교수

관심분야 : 비디오압축, 영상처리, 컴퓨터비전 등